

## **DESARROLLO DE UN MODELO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL QUE PERMITA LA IDENTIFICACION DE LA SITUACION FINANCIERA DE LAS EMPRESAS EN EL PERU**

Fermín Rolando Montesinos Chávez

IE. N° 32962 “Rósulo Soto Carrillo” San Luis, del Distrito de Amarilis – 20014.

### **RESUMEN**

El concepto de insolvencia se asocia a la incapacidad de una persona natural o jurídica para cumplir regularmente sus obligaciones. En la evaluación de la solvencia empresarial juega un papel primordial la información económico financiero a transmitida a través de los estados contables. Esta situación, ha incrementado el interés académico y empresarial en el tema del fracaso de las empresas. El objetivo de la presente investigación es determinar en qué medida un modelo de inteligencia artificial permitirá la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial en el Perú, integrado las redes neuronales artificiales y la lógica difusa, utilizando como atributos los ratios financieros. El primero de estos modelos es entrenada mediante una estrategia de retropropagación (Backpropagation), y que consigue clasificar correctamente cerca de un 92%, el segundo se utiliza la lógica difusa que a, pesar de su simplicidad estructural, logra un promedio de acierto cercano al 80% de las muestra. Los modelos indican que los atributos tomados en cuenta contienen evidencias suficientes para identificar la solvencia e insolvencia empresarial.

**Palabras clave:** Solvencia. Insolvencia. Redes neuronales. Lógica Difusa

## **DEVELOPMENT OF A MODEL OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE THAT ALLOWS THE IDENTIFICATION OF THE FINANCIAL SITUATION OF THE COMPANIES IN PERU**

### **ABSTRACT**

The concept of insolvency is associated with the inability of a natural or legal person to fulfill their obligations regularly. In the evaluation of the solvency business plays a vital role financial economic information to be transmitted through the financial statements. This situation has increased academic and business interest in the issue of corporate failure. The objective of the present investigation is to determine the extent to which an artificial intelligence model will allow the identification of solvency and business insolvency in Peru, integrated artificial neural networks and fuzzy logic, using financial ratios as attributes. The first of these models is trained by a backpropagation strategy, which successfully classifies about 92%, the second uses diffuse logic that, despite its structural simplicity, achieves an average of accuracy close to 80% of the samples. The models indicate that the attributes taken into account contain sufficient evidence to identify solvency and corporate insolvency.

**Keywords:** Solvency. Insolvency. Neural networks. Diffuse logic.

Revisado: 23.01.17

Aceptado para publicación: 29.04.17

## INTRODUCCIÓN

La evolución de la era de la revolución industrial a la de la información, el conocimiento y el aprendizaje, ha llevado a que las empresas se preocupen cada vez más por la gestión de riesgos futuros, desencadenantes de fenómenos que puedan poner en peligro su supervivencia. Esta situación, y por su importante repercusión en numerosos agentes socioeconómicos, tales como empleados, proveedores, clientes, propietarios y la comunidad en su conjunto, haya experimentado un crecimiento importante del interés prestado a la solvencia e insolvencia empresarial, tanto en el mundo académico como en el de los negocios. Existen diferentes formas de realizar esta predicción, los métodos estadísticos multivariados, como el análisis discriminante propuesto por Altman (1968) o el logit condicional propuesto por Ohlson (1980), siguen siendo utilizados con profusión, sin embargo el carácter poco estructurado del problema ha inducido el desarrollo de métodos de análisis más flexibles en los que la heurística y los procesos de aprendizaje interactivo tienen un papel preponderante, una de las herramientas es basada en inteligencia artificial, donde se destaca la Redes Neuronales Artificiales (RNA) y la Lógica Difusa (LD) que intentan emular características humanas. La construcción de este tipo de modelos complejos integrando estas dos herramientas no es injustificado, sino que es el lógico e inevitable consecuente del intento de obtener sistemas que procesen los conocimientos, sobre todo los del mundo real, de la forma más "naturalmente" inteligente posible.

El objetivo principal de la presente investigación es contrastar la eficacia del desarrollo de un modelo de Inteligencia Artificial, integrando las redes de neuronas artificiales con la lógica difusa, que demuestran una singular capacidad de adaptación a las particularidades del problema. Los ratios contruidos a partir de la información financiera que ha servido de variables de entrada para la aplicación de estas herramientas, se ha obtenido de un periodo, donde los cambios económicos experimentados en el Perú desencadenaron fenómenos

que puedan poner en peligro la supervivencia de las empresas y que el desempeño de sus ejecutivos, motivaron a ser solventes e insolventes.

## MATERIAL Y MÉTODOS

De acuerdo a la naturaleza del estudio de la investigación, reúne por su nivel las características de un estudio explicativo, pues va más allá de la descripción de conceptos o fenómenos o el establecimiento de relaciones entre conceptos que busca demostrar la importancia del aprendizaje iterativo, con la integración de dos herramientas de inteligencia artificial, una de ellas la Redes Neuronales, que tienen la capacidad para derivar algoritmos para el diagnóstico de la salud financiera e identificar con precisión a las empresas que verosíblemente incurrirán en un fallo (Kim, 2011), con la Lógica Difusa, el carácter poco estructurado del problema y las diferentes interpretaciones y grados del concepto de insolvencia han servido de argumentos para la implementación y el uso de esta herramienta (McKee, 2003), más aun, porque las categorías de la salud financiera constituyen conjuntos difusos, más concretamente, se dice que son imprecisas, debido a que la información disponible no permite establecer una clasificación rigurosa y exhaustiva. La relevancia de la información financiera como fuente de evidencias que ayuda a la construcción de los ratios contables.

Luego se ha optado por una definición que permita distinguir con claridad las empresas solventes de las que no lo son. De esta manera se ha equiparado a la insolvencia de acuerdo a las siguientes calificaciones: 1) Dejar de pagar una o varias de sus deudas, aunque sea de forma temporal, 2) Reúne las condiciones previstas en la normativa vigente. Decreto Ley 26116 - Ley de Reestructuración Empresarial, y 3) Su situación patrimonial muestra un valor reducido en los activos o una escasez de liquidez que pueden desencadenar en fracaso y solvente en el caso contrario.

Los modelos se construyen y verifica sobre una muestra de 188 empresas del ámbito territorial del Perú, que fueron seleccionados a través de un muestreo aleatorizado

sobre una estrategia de emparejamiento, conformada de 94 empresas solventes e insolventes, de estas, se obtuvo la información financiera con la que se procedió a construir los ratios financieros, del total de las empresas que conforman la muestra, el 85% se utilizaron de base para la construcción y el 15% para la validación de los modelos (Haykin, 1994). Con respecto a la calidad y fiabilidad de la información contenida en dichos documentos son objeto de supervisión y regulación por parte de la CONASEV (solventes) y fiscalización de los procedimientos en trámite del sistema concursal peruano por parte de INDECOPI (Insolventes).

La variable dependiente o respuesta al fenómeno que se analiza es dicotómica, siendo sus modalidades la insolvencia y solvencia empresarial, que se han codificado, respectivamente con valores de uno y cero.

Las variables independientes son la integración de los modelos que se obtienen de emplear diferentes procedimientos: Red Neuronal Artificial (Perceptron Multicapa) con la Lógica Difusa. El primero mencionado nos da como resultado reconociendo los valores verdaderos o falso y el segundo los resultados nos presenta con grados de veracidad o falsedad.

Las variables de entrada, numerosos autores citan cuatro categorías de índices financieros, lo cual posibilita el utilizar 14 razones o ratios financieros como base. Becchetti y Sierra, (2003).

**Tabla 01. Índices financieros**

<b>Índice</b>	<b>Ratios Financiero</b>	<b>Variable</b>
Índices de Liquidez	Índice Corriente o Liquidez General	Raz. Corr.
	Prueba Ácida	Prub. Áci.
Índices de Solvencia o Endeudamiento	Endeudamiento Total.	Raz. End.
	Solvencia Patrimonial.	Raz. Pat.
	Índice de Capitalización	Ind. Cap.
	Cobertura del Activo Fijo	Raz. Cob AF
Índices de Gestión	Plazo Promedio de Cobranza	PPC
	Plazo de Inmovilización de Existencias	PIE
	Rotación del Activo Fijo	RAF
	Rotación del Activo Total	RAT
	Costo de Ventas a Ventas	CV/V
Índice de Rentabilidad	Rentabilidad Sobre el Capital Propio (ROE).	ROE
	Rentabilidad Sobre la Inversión (ROA)	ROA
	Rentabilidad Sobre las Ventas.	RSV

## RESULTADOS

El modelo planteado se ha llevado a cabo utilizando las Red Neuronal Artificial PERCEPTRON Multicapa muy usado en

aplicaciones financieras, es una herramienta capaz de evaluar las estructuras de información ocultas en los datos y construir patrones útiles para la clasificación, bien con fines predictivos, capaz de distinguir dos estados claramente definidos, para el pre - procesamiento de los datos, aunque no es estrictamente necesario puede ser recomendable realizar una transformación de los datos (Isasi y Galván, 2003), para el trabajo las variables de entrada (ratios financieros), fueron normalizados y también se usaron sin normalizar, empleado una estrategia de entrenamiento no supervisado, donde los datos de entrada son clasificados en categorías en base a las características distintivas de ellos, no se realizan comparaciones entre las salidas reales y salidas esperadas. Teniendo la inquietud de conocer cuáles son los indicadores que tienen una mayor importancia en la identificación de la insolvencia empresarial, fue necesario conocer si existen diferencia significativas en las medias de los ratios de las empresas solventes e insolventes, para la cual se realizó la prueba paramétrica de análisis de la varianza, conocido como ANOVA de un factor, tomado en cuenta el estadístico de prueba de la razón F que se utiliza para determinar la significancia estadística; se seleccionaron 6 ratios financieros de los 14 que al inicio se consideró, los ratios; solvencia patrimonial (Raz Pat), rotación del activo fijo (RAF), rotación del activo total (RAT), índice corriente (Raz Corr), prueba ácida (Prub Acid), endeudamiento total (Raz End), nos revela que existe diferencia de medias entre los dos grupos de referencia en estas variables por la razón F que son mayores al valor crítico al nivel de 0,05. Se reservó un 85% de las observaciones disponibles para la fase de entrenamiento y construcción del modelo, 15% para realizar una prueba de validación que permita detectar eventuales situaciones de sobreentrenamiento Haykin, (1994). La elección de estos dos subconjuntos de observaciones se ha realizado de manera completamente aleatoria.

El modelo propuesto es una Red Neuronal PERCEPTRON Multicapa, comprende de tres capas, la primera consta de 6 neuronas

que corresponde a las variables de entrada (ratios), la segunda llamada capa oculta, para definir el número de neuronas en esta capa, se va incrementando el número desde 6 hasta 30 neuronas en los dos casos con o sin normalizar y la última capa solo consta de una neurona, con función de activación sigmoidea en la cual los valores de esta oscilan entre 0 y 1. El algoritmo de aprendizaje que usa es la Retropropagación del Error. La importancia de este algoritmo radica en su capacidad de modificar los pesos de las neuronas de las capas intermedias de la red durante el entrenamiento.

De las configuraciones analizadas ver cuadro N° 02; estas son las que proporcionan mayor tasa de acierto, tomando esta decisión en base a la suma del error cuadrático medio en las 2 fases de entrenamiento y validación, además debe cumplir, que la diferencia del valor absoluto del porcentaje de pronósticos incorrectos en la fase validación con la de entrenamiento debe ser el menor, ver el cuadro N° 03, para validar el resultado de la predicción de este modelo de red neuronal, realizamos un análisis con la curva COR (Características Operativas del Receptor), estima la capacidad de distinguir o de “discriminar” entre dos grupos, para el modelo obtenido el área igual a 0,976, muestra que tiene una alta pseudoprobabilidad de clasificar al 97,60% de las empresas solvente como solventes, así como, al 97,67 % de empresas insolventes como insolventes. Cuadro 04 y figura N° 01. La red logra notables tasas de acierto en las fases de entrenamiento (92,50%), y algo más discretos en el proceso de validación (92,90%), apreciándose que la mejor configuración del modelo de red neuronal PERCEPTRON Multicapa en los 2 casos está definida por: 6 neuronas en capa de entrada, 15 neuronas en la capa oculta y una neurona de salida, Por último se analizó la importancia relativa que la red atribuye a cada variable en el pronóstico de la solvencia es realizar un análisis de prioridad de ratios, teniendo en cuenta las variables con mayor peso.

**Tabla 02 Resultados obtenidos utilizando el modelo red PERCEPTRON multicapa**

Configuración	Datos Normalizado	Aciertos	
		Entrenamiento (160 empresas)	Validación (28 empresas)
PERCEPTRON Multicapa (6, 15, 1) - (6 ratios)	NO	92,50%	92,90%
PERCEPTRON Multicapa (6, 15, 1) - (6 ratios)	SI	92,50%	92,90%

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 03 Suma de errores cuadráticos y porcentajes de Pronosticos incorrectos**

Numero de Neuronas		MLP 6-15-1 Sin Normalizar	MLP 6-15-1 Normalizado
Entrenamiento	Suma de errores cuadráticos	8,983	9,450
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	7,5%	7,5%
Validación	Suma de errores cuadráticos	1,242	1,086
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	7,1%	7,1%

Fuente: Elaboración propia

**Figura N° 01: Función de Densidad**



**Tabla 04: Área debajo de la curva**

MLP 6-15-1		Área
CONDICION	Insolvente	0,976
	Solvente	0,976

**Tabla 05 Importancia de los ratios financieros en el analisis sin normalizar y normalizado**

RATIOS	NORMALIZADO	SIN NORMALIZAR
	15 Neuronas en la capa oculta	15 Neuronas en la capa oculta
Raz Corr	42,6%	41,5%
Prub Aci	57,5%	13,5%
Raz End	100,0%	67,2%
Raz Pat	69,2%	100,0%
RAF	65,1%	50,2%
RAT	50,0%	12,0%

Fuente: Elaboración propia

Con la Lógica Difusa se abre la posibilidad de dar solución a problemas expresados desde la perspectiva es y que, por esta simple condición no pueden tener una única solución desde que una empresa es solvente o insolvente, sino que puede tomar condiciones intermedias para dar soluciones satisfactorias al problema presentado. Para la aplicación de esta herramienta tenemos que



construir un Sistema de Inferencia Difuso (FIS), que convierten las variables de entrada (cuantitativas) en variables lingüísticas, a través de funciones de pertenencia o conjuntos difusos, los cuales son evaluados mediante un conjunto de reglas difusas del tipo condicional (if-then); luego estas variables adquieren valores concretos mediante un proceso conocido como defuzzification y de esta manera es posible analizar la información para la toma de decisiones (Bellman y Zadeh, 1970).

Con el fin de seleccionar los ratios más relevantes para esta fase del estudio se ha tenido en cuenta el cuadro N° 04 y la matriz de correlaciones, seleccionándose aquellas cuya correlación no sean significativas, evitando información redundante y que poco aportan a la solución del problema, a continuación se indican: Razón Corriente (Raz Corr), Razón de Endeudamiento (Raz End), Solvencia Patrimonial (Raz Pat) y Rotación de Activo Fijo (RAF), definen las variables lingüísticas, puede tomar los valores lingüísticos  $T(x)$ : “bajo, medio y alto”, que tienen un significado semántico y que se pueden expresar numéricamente por medio de funciones de pertenencia,  $T(x: \text{Raz Corr}) = \text{trimf}[x: (0, 0, 1, 2)]$ , de esta manera se procedió para cada una de los demás ratios financieros.

**Tabla 06. Variable de entrada; valores lingüísticos, función de pertenencia y parámetros**

Variable Lingüística (x)	Valor Lingüístico $T(x)$	Función Pertenencia G	Parámetros (A ? X)	Parámetros Teóricos
Razón Corriente (Raz Corr)	Bajo	TRIANGULAR	0,0 0,0 1,2	0 - 0,5
	Medio	TRIANGULAR	0,9 1,5 2,1	0,5 - 1,0
	Alto	TRAPEZOIDAL	1,8 2,4 3,0 4,0	1,0 - 3,0
Razón de Endeudamiento (Raz End)	Bajo	TRAPEZOIDAL	1,09 1,45 2,0 2,0	1,0 - 2,0
	Medio	TRIANGULAR	0,55 0,91 1,27	0,6 - 1,0
	Alto	TRIANGULAR	0,01 0,37 0,73	0,3 - 0,6
Solvencia Patrimonial (Raz Pat)	Bajo	TRIANGULAR	-0,96 -0,03 0,36'	0,0 - 0,5
	Medio	TRIANGULAR	0,03 0,69 1,35'	0,5 - 1,0
	Alto	TRAPEZOIDAL	1,02 1,68 15,0 15,0	1,0 - 2,0
Rotación Activo Fijo (RAF)	Bajo	TRIANGULAR	0,0 0,5 1,0	0,0 - 1,0
	Medio	TRIANGULAR	0,75 1,25 1,75	2,0 - 5,0
	Alto	TRAPEZOIDAL	1,50 2,0 3,0 3,0	5,0 - 10,0

Fuente: Elaboración propia

Todas las variables anteriores constituyen las variables de entrada del modelo, las cuales se programan para dar origen a la variable de salida, que indica el grado de solvencia e insolvencia empresarial.

**Tabla 07. Variables de salida; valores lingüísticos, funciones de pertenencia y parámetros**

Variable Lingüística (x)	Valor Lingüístico $T(x)$	Abreviatura	Función Pertenencia	Parámetros
Insolvente	Insolvente	Ins	Triangular	(0, 0,5 1,0)
	Medianamente Insolvente	Medinsol	Triangular	(0,75 1,25 1,75)
Solvente	Medianamente Solvente	Medsol	Triangular	(1,5 2, 2,5)
	Solvente	Solven	Triangular	(2,25 2,75 3,25)

Fuente: Elaboración propia

Es adecuado extraer conocimiento expresándolo en términos lingüísticos, más cercanos al modo de razonamiento humano y a la forma en que, generalmente, se expresa la teoría sobre un fenómeno económico, se ha consultado con expertos mediante entrevistas y basado en la teoría del análisis financiero, nos ha permitido construir una matriz que representa la consecuencia de cada regla definida para cada combinación de cuatro entradas. Dicha matriz permite hacer una representación gráfica clara de las relaciones entre dos o más variables lingüísticas y la variable lingüística de salida, con el análisis efectuado se puede indicar explícitamente un total de 81 reglas difusas que definan una adecuada correspondencia entre las variables de entrada y salida, como se muestra en el cuadro N° 08. La regla si-entonces tipo Mamdani que se utilizó en la investigación, asume la forma:

Si  $X_1$  es  $A_1$  y  $X_2$  es  $A_2$  y... y  $X_k$  es  $A_k$ , entonces  $Y$  es  $B$

**Tabla 08. Reglas de grado de solvencia e insolvencia**

	Raz Corr	BAJO	MEDIO	ALTO	BAJO	MEDIO	ALTO	BAJO	MEDIO	ALTO
Raz End	BAJO	BAJO	BAJO	BAJO	MEDIO	MEDIO	MEDIO	ALTO	ALTO	ALTO
Raz Pat	BAJO	BAJO	BAJO	BAJO	MEDIO	MEDIO	MEDIO	ALTO	ALTO	ALTO
RAF	BAJO	BAJO	BAJO	BAJO	MEDIO	MEDIO	MEDIO	ALTO	ALTO	ALTO
ALTO	BAJO	Medinsol	Medsol	Solven	Ins	Medinsol	Medsol	Ins	Medinsol	Medsol
MEDIO	BAJO	Medinsol	Medinsol	Medsol	Ins	Medinsol	Medsol	Ins	Medinsol	Medsol
BAJO	BAJO	Ins	Medinsol	Medsol	Ins	Medinsol	Ins	Ins	Medinsol	Ins
ALTO	MEDIO	Medinsol	Medsol	Solven	Medinsol	Medsol	Solven	Medsol	Medsol	Medsol
MEDIO	MEDIO	Medinsol	Medsol	Medsol	Medinsol	Medsol	Medsol	Medsol	Medsol	Medsol
BAJO	MEDIO	Medinsol	Medsol	Medsol	Medinsol	Medsol	Medsol	Ins	Medsol	Medinsol
ALTO	ALTO	Solven	Solven	Solven	Medsol	Solven	Solven	Medsol	Medsol	Solven
MEDIO	ALTO	Medsol	Medsol	Solven	Medsol	Solven	Solven	Medsol	Medsol	Medsol
BAJO	ALTO	Medinsol	Medsol	Solven	Medinsol	Solven	Medsol	Medsol	Medsol	Medsol

Fuente: elaboración propia

Las reglas SI - ENTONCES construidas para las variables de salida, grado de solvencia e insolvencia del sistema trabajado.

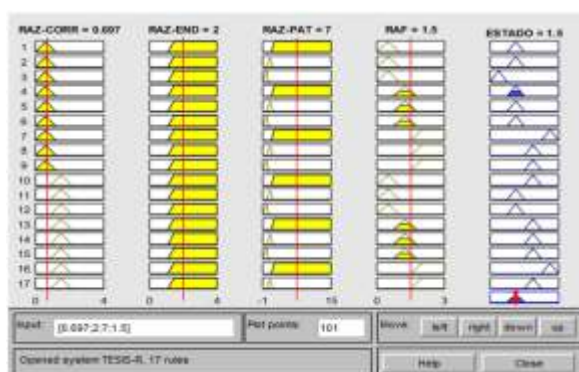
Tabla 09. Reglas de inferencia

Reglas	Antecedentes						Consecuente	
	Raz Corr		Raz End		Raz Pat		Condición	
1	Bajo	Y	Bajo	Y	Alto	Y	Bajo	Entonces Medinsol
2	Bajo	Y	Bajo	Y	Medio	Y	Bajo	Entonces Medinsol
3	Bajo	Y	Bajo	Y	Bajo	Y	Bajo	Entonces Insolvente
4	Bajo	Y	Bajo	Y	Alto	Y	Medio	Entonces Medinsol
5	Bajo	Y	Bajo	Y	Medio	Y	Medio	Entonces Medinsol
6	Bajo	Y	Bajo	Y	Bajo	Y	Medio	Entonces Medinsol
7	Bajo	Y	Bajo	Y	Alto	Y	Alto	Entonces Solvente
8	Bajo	Y	Bajo	Y	Medio	Y	Alto	Entonces Medsolven
9	Bajo	Y	Bajo	Y	Bajo	Y	Alto	Entonces Medinsol
10	Medio	Y	Bajo	Y	Alto	Y	Bajo	Entonces Medsolven
11	Medio	Y	Bajo	Y	Medio	Y	Bajo	Entonces Medinsol
12	Medio	Y	Bajo	Y	Bajo	Y	Bajo	Entonces Medinsol

Fuente: Elaboración propia

El Proceso de defusificación o desborrosificación de las variables planteadas para el problema se muestra en las figuras 02, en estas figuras se presenta el esquema que permite ingresar los valores de las variables de entrada y automáticamente entrega la solución adecuada para la respectiva variable de salida. De esta manera, para determinar el estado de solvencia e insolvencia basta con ingresar los indicadores de Raz Corr, Raz End, Raz Pat y RAF para obtener el estado de la empresa con respecto al grado de solvencia e insolvencia.

Figura 02 Solución indicando el estado empresarial, utilizando el software Matlab



En la clasificación en: solventes (Solve), medianamente solventes (Medsolve), insolventes (Ins), y medianamente insolventes (Medinsolve), y con los ratios financieros de 188 empresas, 160 fueron seleccionadas para la etapa de entrenamiento y 28 para la etapa de validación.

Tabla 10. Matriz de clasificación, datos de entrenamiento y validación (sistema de inferencia difuso)

CONDICION		Grupo de pertenencia clasificado				Total
		Solve	Medsolve	Ins	Medinsolve	
Entrenamiento	Empresas	Insolvente	8	7	24	41
		%	10,00	8,75	30,00	51,25
		Solvente	19	36	13	12
		%	23,75	45,00	16,25	15,00
Validación	Empresas	Insolvente	0	0	4	10
		%	0,00	0,00	28,57	71,43
		Solventes	4	6	4	0
		%	28,57	42,86	28,57	0,00

Fuente: Elaboración propia

## DISCUSIÓN

Tomando en cuenta los resultados obtenidos en primer lugar es importante destacar que el modelo de inteligencia artificial presenta una la robustez en la identificación de la solvencia e insolvencia empresarial, integrando las redes neuronales y la lógica difusa; el número de aciertos en promedio utilizando las dos herramientas se obtiene de 83,75% y 89,31% para el proceso de entrenamiento y validación respectivamente. La arquitectura utilizada por la RNA Perceptrón Multicapa consta de 3 capas: una capa de entrada que recoge los valores de los ratios de 1 a 6, una capa oculta que procesa esta información, y una capa de salida por la que se obtiene el error cuadrático medio. El incremento en el número de capas incrementa el tiempo de procesamiento como también el peligro de sobreajuste lo que conduce a un pobre desempeño en la predicción fuera de muestra, por lo que se priorizo establecer el número de neuronas

en la capa oculta de a la recomendación por Neural Network FAQ (1996), es empezar a probar con un número pequeño de neuronas ocultas e incrementarlo gradualmente sólo si la red neuronal parece no aprender. De esta forma, el problema del sobreajuste que puede ocurrir al existir más pesos (parámetros) y muestras de datos puede quedar ser reducido, quedando conformado el número de neuronas de 15 en la capa oculta. Otra ventaja de la aplicación de esta herramienta, no se asume ninguna distribución de probabilidad o iguales dispersiones para los grupos, las funciones de entrada y salida no están sujetas a restricciones salvo que sean continuas y diferenciables, también podemos mencionar que no fue necesario de la transformación de las variables de entrada, lo que permite trabajar sin normalizarlos, lo que se pudo verificar en el presente estudio arrojaron los mismos resultados en caso de ser normalizados. En comparación con técnicas estadísticas tales como el análisis discriminante lineal, el análisis discriminante cuadrático, la regresión logística o el análisis probit, las redes neuronales se muestran significativamente mejores, tanto en la predicción como en la estimación de la tasa de clasificación (Zhang et al., 2004). Permiten una predicción (binaria) solvente = 1, insolvente = 0 pero no permiten calcular una probabilidad de fallido (Atiya, 2001). Esta herramienta nos indica la condición que es totalmente solventes o insolventes, ya que se excluye por completo posibilidades entre estos dos valores. Se ha conseguido crear un modelo capaz de identificar el grado de solvencia e insolvencia empresarial, para la clasificación en uno de estas categorías, obteniéndose un porcentaje de aciertos en la fase de entrenamiento y validación de 81,25% y 85,71 respectivamente, lo más resaltante es la clasificación en las categoría de insolvente, medianamente insolvente, solvente y mediana solvente, los aciertos en promedio son de 29,29%, 61,54%, 26,16% y 43,93% respectivamente en las categorías mencionadas, tomando en cuenta las dos fases. Todo ello ha sido posible, mediante la implementación de un modelo matemático basado en lógica difusa, que permite una interpretación conceptual de la realidad que

nos es posible conseguir con otras técnicas, con 81 reglas que expresan directamente conocimiento teórico mediante proposiciones lingüísticas, utilizado los sistemas de inferencia difuso tipo Mandani que es uno de los primeros sistemas en ser probados de manera práctica como aproximador universal de funciones, y nos permite establecer la discriminación entre empresas teniendo en cuenta el grado de solvencia e insolvencia y poder dar un soporte a la toma de decisiones. La ausencia del marco teórico para identificar variables, ya sea con carácter general, para identificar la insolvencia empresarial, o con carácter específico, el punto de partida para seleccionar las variables es una especie de fondo común de variables elegibles que, en unos casos, respetan el razonamiento económico y, en otros, el respaldo empírico de trabajos anteriores que, a su vez, se apoyan en el razonamiento económico o en resultados de otros trabajos, los más utilizados son; Deuda Total / Activo Total, Activo Circulante / Pasivo Circulante, UAIT / Activo Total, Utilidad Neta / Activo Total y Activo Circulante / Activo Total, Meskens (2002). Los ratios utilizados en el presente trabajo en ambos modelos, tiene una cierta relación con los anteriores, y los que tienen mayor efecto sobre cómo clasifica a las empresas en insolventes o solventes en orden de importancia son; endeudamiento total (Raz End), solvencia patrimonial (Raz Pat), rotación del activo fijo (RAF), e índice corriente (Raz Corr). Como se puede notar de los cuatro ratios uno de liquidez, dos son de solvencia y uno de gestión confirmando que la solvencia e insolvencia está vinculado con los bienes y recursos requeridos para resguardar las deudas adquiridas, aun cuando estos bienes no estén referidos al efectivo, como también con la liquidez que debe contar una empresa para cumplir sus compromisos a corto plazo. a medida que se cumplen. Entonces se podría decir que una cantidad mayor del endeudamiento total indican una mayor probabilidad de causar la insolvencia, pero está claro que se necesitaría usar información adicional contenida en otros ratios financieros.

En base a lo analizado previamente y a lo mostrado en el desarrollo del modelo de

Inteligencia Artificial, podemos concluir que las redes neuronales artificiales y la lógica difusa son herramientas que hace apropiado para la clasificación, como los niveles de solvencia e insolvencia empresarial, se deduce para la presente investigación las variables de entrada (ratios) de liquidez, endeudamiento, productividad y rendimiento obtenidos de la información contable de las empresas como variables de entrada al modelo propuesto permiten identificar con mayor exactitud la solvencia o insolvencia empresarial.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Altman, E. (1968). "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, vol. 23, núm. 4, pp. 589-609.
2. Atiya, A.F. (2001). Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), pp. 929-935.
3. Becchetti, L. Sierra, J. (2003): Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking and Finance* 27, pp. 2099-2120.
4. Bellman, R. Zadeh, L. (1970). Decision making in a fuzzy environment. *Management Science*, 17(4). 141-164.
5. Meskens, N. (2002). Business Failure Prediction: A Review and Analysis of the Literature, en Zopounidis, C. (Ed.) *New Trends in Banking Management*, Physica-Verlag, pp. 71-86.
6. Haykin, D S. *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. 2º Edición. Prentice-Hall, 1994, 1999.
7. Isasi, Pedro y Galván, Leon I. (2004); *Redes Neuronales Artificiales, un enfoque práctico*, Madrid. Edit. Pearson.
8. Kim, S. (2011). Prediction of hotel bankruptcy using support vector machine, artificial neural network, logistic regression, and multivariate discriminant analysis. *The Service Industries Journal*, 31(3), 441-468.
9. Ohlson, J.A. (1980). "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, vol. 18, núm. 1, pp. 109-131.
10. McKee, T. (2003). Rough sets bankruptcy prediction models versus auditor signaling rates. *Journal of Forecasting*, (22), 569-586.
- 11 Zhang D., Jiang Q., Li X. (2004). Application of Neural Networks in Financial Data Mining. *International Journal of Computational Intelligence*, Volume 1. Num 2., pp. 116-119.

## Correo electrónico:

rolamon777@hotmail.com